



Implementasi Algoritma *Long Short-Term Memory* dalam Prediksi Konsentrasi Gas Metana (CH₄) di Kota Salatiga

Febyola Kurnia Tiara Putri ^{1*}, Alz Danny Wowor ²

^{1,2} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Satya Wacana, Kota Salatiga, Provinsi Jawa Tengah, Indonesia.

article info

Article history:

Received 8 December 2023

Received in revised form

18 January 2024

Accepted 20 March 2024

Available online April 2024.

DOI:

<https://doi.org/10.35870/jti.k.v8i2.1917>

Keywords:

LSTM; Prediction; Accuracy; RMSE.

Kata Kunci:

LSTM; Prediksi; Akurasi, RMSE.

abstract

Implementation of the Long Short Term Memory (LSTM) algorithm is done to build a prediction model and can handle complex time series data. Model development uses training and testing data and combines multiple time series to improve prediction accuracy. Model testing is done by measuring the root mean square error (RMSE) value as a performance indicator. The test results show that the application of the LSTM algorithm to the (CH₄) sensor provides an optimal RMSE value, namely with a value for training data of 20% (0.09) and test data of 80% (0.14), indicating the prediction accuracy of methane gas (CH₄) concentration is potentially unexploded, the results obtained have important implications for safety monitoring. This test contributes to the development of predictive methods to monitor and manage potential risks associated with (CH₄) concentrations. The application of LSTM to (CH₄) sensors not only improves prediction accuracy but also opens up opportunities for the development of safety systems that can more effectively predict and prevent potentially harmful phenomena due to methane gas.

abstract

Implementasi algoritma Long Short Term Memory (LSTM) dilakukan untuk membangun model prediksi dan dapat menangani data deret waktu yang kompleks. Pengembangan model menggunakan data pelatihan dan pengujian serta menggabungkan beberapa deret waktu untuk meningkatkan akurasi prediksi. Pengujian model dilakukan dengan mengukur nilai root mean square error (RMSE) sebagai indikator kinerja. Hasil pengujian menunjukkan bahwa penerapan algoritma LSTM pada sensor (CH₄) memberikan nilai RMSE yang optimal yaitu dengan nilai untuk data latih 20% (0.09) dan data uji 80% (0.14), menunjukkan akurasi prediksi konsentrasi gas metana (CH₄) berpotensi tidak meledak, hasil yang diperoleh mempunyai implikasi penting untuk pemantauan keselamatan. Pengujian ini berkontribusi pada pengembangan metode prediktif untuk memantau dan mengelola potensi risiko yang terkait dengan konsentrasi (CH₄). Penerapan LSTM pada sensor (CH₄) tidak hanya meningkatkan akurasi prediksi tetapi juga membuka peluang pengembangan sistem keselamatan yang dapat lebih efektif memprediksi dan mencegah fenomena yang berpotensi membahayakan akibat gas metana.

Corresponding Author. Email: 672019359@student.uksw.edu ^{1}.

© E-ISSN: 2580-1643.

Copyright © 2024 by the authors of this article. Published by Lembaga Otonom Lembaga Informasi dan Riset Indonesia (KITA INFO dan Riset). This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.



ACM Computing Classification System (CCS)

EBSCOhost

Communication and Mass Media Complete (CMMC)

1. Latar Belakang

Kecerdasan Buatan (AI), singkatan dari Artificial Intelligence, adalah cabang ilmu komputer yang bertujuan untuk menciptakan mesin atau sistem yang mampu meniru, mengeksekusi, atau bahkan meningkatkan tindakan-tindakan yang secara tradisional terkait dengan kecerdasan manusia [1]. Data mining adalah proses ekstraksi pengetahuan yang bermanfaat dari data besar dan digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan. Kecerdasan Buatan adalah ilmu yang menggunakan algoritma yang mirip dengan pola berpikir manusia untuk memecahkan masalah. Hal ini melibatkan teknik statistik, ilmu matematika, dan machine learning. Terdapat beberapa jenis metode sesuai dengan pemanfaatannya di antaranya adalah prediksi, asosiasi, klasifikasi, klustering, dan estimasi [2][5]. Salah satu alat yang menerapkan kecerdasan buatan adalah AI Mining Beta. Alat ini mengandalkan konsep *Internet of Things* (IoT), yang merupakan dan sekaligus bertujuan untuk menghubungkan dan mengkomunikasikan berbagai perangkat melalui internet untuk mengumpulkan dan berbagi informasi tentang pengoperasian dan lingkungannya [6][9].

Metana (CH_4) merupakan salah satu gas rumah kaca sehingga keberadaannya di atmosfer mempengaruhi suhu bumi dan sistem iklim. Metana dipancarkan dari berbagai sumber antropogenik (dipengaruhi manusia) dan alami. Sumber emisi antropogenik termasuk tempat pembuangan sampah, sistem minyak dan gas alam, kegiatan pertanian, penambangan batu bara, pembakaran stasioner dan bergerak, pengolahan air limbah, serta proses industri tertentu. Metana merupakan gas rumah kaca antropogenik terbanyak kedua setelah karbon dioksida, terhitung sekitar 20 persen dari emisi global. Salatiga merupakan sebuah kota di provinsi Jawa Tengah yang terletak pada ketinggian 450 hingga 825 meter di atas permukaan laut. Secara morfologi, Salatiga terletak pada cekungan kaki Gunung Merbab dan gunung-gunung kecil seperti Gunung Telomoyo, Gunung Ungaran, Gunung Payung, dan Gunung Long. Karena morfologi pegunungannya, Salatiga mempunyai iklim tropis, dengan suhu rata-rata 230-240 °C, termasuk dalam kategori sejuk. Penelitian ini menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi konsentrasi gas metana di kota Salatiga. Metode ini dipilih karena merupakan

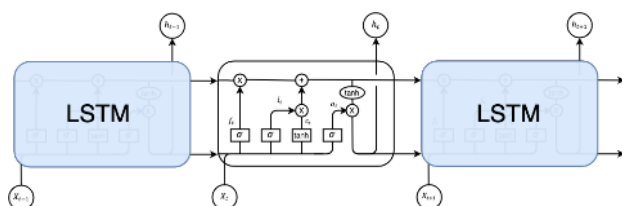
arsitektur jaringan saraf tiruan yang khusus dirancang untuk mempelajari hubungan jangka panjang dalam data urutan [2]. Metode ini dikembangkan untuk mengatasi masalah transfer informasi (ketergantungan jangka panjang) dalam data yang diperlukan untuk memprediksi atau mengklasifikasikan data kontinu. LSTM memiliki kemampuan mengingat informasi penting dari masa lalu dan mengabaikan informasi yang tidak relevan.

Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan metode LSTM mengacu dari penelitian terdahulu untuk mendasari nilai keakuratan RMSE dalam prediksi. Perbandingan pengujian terdahulu yang menerapkan LSTM dengan pengujian penerapan CNN-LSTM dalam memprediksi cuaca di salah satu kota Medan ini, menghasilkan bahwa LSTM memiliki kinerja yang lebih baik karena dalam penggunaan algoritma tersebut mendapati hasil keakuratan RMSE sangat kecil [10]. Pada pengujian memprediksi curah hujan di kota Bandung yang menggunakan model LSTM, data yang diambil menggunakan data acuan dari kagle. Hasilnya menunjukkan bahwa LSTM dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan metode yang lainnya dalam memprediksi cuaca dan mendapati akurasi tertinggi diperoleh menggunakan 50 serta batch size 1 dan nilai RMSE terbaik yaitu Train Score 12.24 % dan Test Score 8.86% [11].

Kemudian, pengujian curah hujan pada tahun 2021/2022 yang menggunakan metode LSTM untuk memprediksi curah hujan dan suhu, menghasilkan bahwa parameter yang mempengaruhi hasil prakira metode LSTM dalam pengujian tersebut yaitu epoch dan batch size. Akurasi terbaik rata-rata diperoleh dengan menggunakan batch size 50 serta epoch 100 dan nilai RMSE dan MAPE terbaik diperoleh yaitu 1.7444 dan 1.9499[12]. Sehingga, pada pengujian yang akan dilakukan kali ini berbeda dengan pengujian terdahulu karena pengujian kali ini tentang prediksi hasil sensor alat AI Mining berupa gas CH_4 yang diambil dari lingkungan Kampus UKSW, dan data untuk diprediksi berbeda dengan pengujian sebelumnya. Hasil sensor CH_4 akan di selesaikan menggunakan algoritma LSTM dan penyelesaian algoritma training testing tersebut akan menghasilkan nilai pendekatan RMSE yang relevan.

LSTM memperkenalkan sel memori, sebuah unit

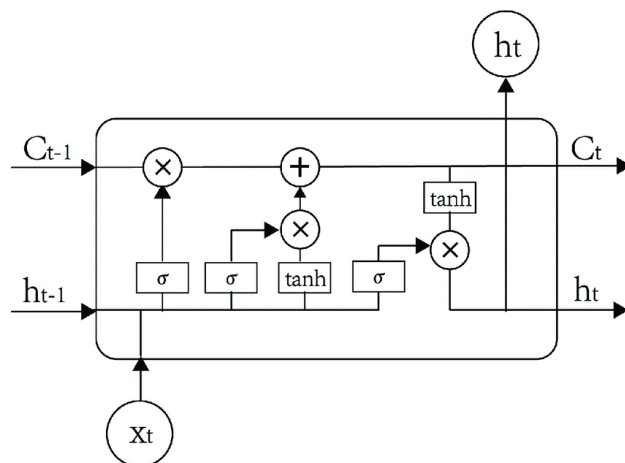
komputasi yang menggantikan neuron buatan tradisional di lapisan tersembunyi jaringan [13]. *Long Short-Term Memory* (LSTM) disebutkan untuk pertama kali pada tahun 1997 dijelaskan oleh Hochreiter dan Schmidhuber [13]. LSTM disebut juga sebagai jaringan saraf dengan arsitektur yang mudah beradaptasi, sehingga bentuknya dapat disesuaikan, tergantung pada aplikasinya. *Long Short-Term Memory* merupakan turunan dari metode RNN (*Recurrent Neural Network*). *Recurrent Neural Network* merupakan jaringan saraf berulang yang didesain khusus untuk menangani data berurutan (*sequence data*). Namun RNN mempunyai masalah *vanishing* dan *exploding gradient* yaitu apabila terjadi perubahan pada jangkauan nilai dari satu lapisan menuju lapisan.



Gambar 1. Arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM)

Long Short-Term Memory merupakan turunan dari metode RNN (*Recurrent Neural Network*). *Recurrent Neural Network* merupakan jaringan saraf berulang yang didesain khusus untuk menangani data berurutan (*sequence data*). Namun RNN mempunyai masalah *vanishing* dan *exploding gradient* yaitu apabila terjadi perubahan pada jangkauan nilai dari satu lapisan menuju lapisan berikutnya pada sebuah arsitektur. LSTM dibangun dan dirancang untuk mengatasi masalah gradien menghilang dari RNN ketika berhadapan dengan *vanishing* dan *exploding gradient* tersebut. Arsitektur LSTM terdiri dari lapisan *input*, lapisan *output*, dan lapisan tersembunyi yang disajikan pada gambar 1.

Lapisan tersembunyi terdiri dari sel memori, satu sel memori memiliki tiga *gate* yaitu *input gate*, *forget gate*, *output gate* [12]. *Input gate* berfungsi mengontrol berapa banyak informasi yang harus disimpan dalam keadaan sel. Ini mencegah sel dari menyimpan data yang tidak perlu. *Forget gate* berfungsi mengontrol sejauh mana nilai tetap di dalam sel memori. *Output gate* berfungsi untuk memutuskan berapa banyak konten atau nilai dalam sel memori, digunakan untuk menghitung *output* [16].



Gambar 2. Sel Memori (LSTM)

Input gate berperan mengambil *output* sebelumnya dan input baru serta melewati mereka melalui lapisan sigmoid. *Gate* ini mengembalikan nilai 0 atau 1. Rumus dari it adalah:

$$it = \sigma(W_i S_t - 1 + W_i X_t)$$

Dimana:

W_i = Bobot dari Input Gate.

S_{t-1} = State sebelumnya atau state pada waktu t-1

X_t = Input pada waktu t.

σ = fungsi aktivasi sigmoid.

Denormalisasi Data

Langkah terakhir adalah denormalisasi dimana nilai hasil prediksi akan dikembalikan kedalam range sesungguhnya untuk mendapatkan nilai yang diharapkan dan dievaluasi dari model hasil evaluasi. Data asli yang dinormalisasi, dikembalikan ke data yang sebenarnya sehingga hasil perkiraan atau prediksi saat ini dapat ditemukan. Rumus denormalisasi pada range [0,1] diberikan pada Persamaan 2.

$$X_t = Y(X_{max} - X_{min}) + X_{min}$$

Dimana:

X_t = Nilai data asli

Y = Hasil output

X_{max} = Nilai maksimal data aktual

X_{min} = Nilai minimal data actual

RMSE

Root Mean Square Error (RMSE) digunakan untuk menghitung besaran *error* dalam memprediksi suatu data. RMSE menghitung perbedaan antara nilai

sesungguhnya dan nilai yang diharapkan dan membagi hasil total penjumlahan yang diperoleh dengan banyaknya waktu prediksi dan menarik akarnya. Perhitungan RMSE diberikan pada Persamaan 3.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (f_i + o_i)^2}$$

Dimana:

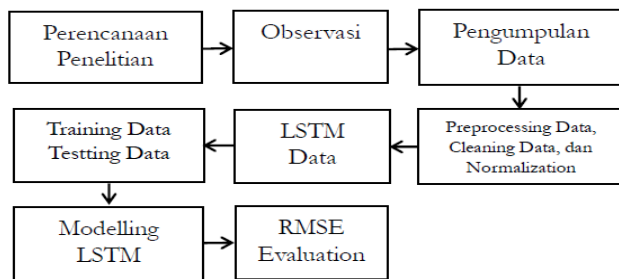
N = Nomor sample

f = Hasil peramalan

O = Nilai pengamatan

2. Metode Penelitian

Dalam melakukan sebuah penelitian terdapat beberapa langkah yang dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian. Gas Metana akan meledak ketika berada pada ambang antara 5% LEL dan 15% UEL dari volume udara. Berikut langkah – langkah yang dilakukan dalam penelitian ini untuk memprediksi gas CH₄ dapat dilihat pada gambar 3.



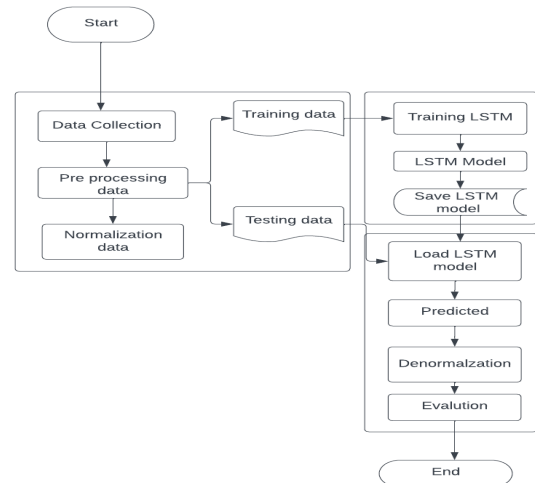
Gambar 3. Skema Alur Penelitian

Pada alur atau cara kerja penelitian ini, dimulai dari langkah pertama yaitu perencanaan penelitian. Perencanaan penelitian ini dilakukan dengan mengidentifikasi permasalahan yang akan dihadapi, studi literatur, dan analisis penyelesaian untuk mengatasi permasalahan. Peneliti mendapati bahwa adanya gas sensor yang tertangkap pada alat AI Mining Beta dapat diprediksi dengan baik dan dapat diselesaikan menggunakan algoritma yang ada. Langkah kedua yaitu observasi dan pengumpulan data. Adapun observasi dilakukan melalui kajian pustaka dari penelitian terdahulu mengenai metode algoritma LSTM yang dilakukan penelitian dengan

hasil yang relevan. Langkah berikutnya adalah pre prosesi data. Pada langkah ini peneliti telah mendapatkan beberapa penyelesaian masalah dengan dilakukan membagi dataset menjadi 2 bagian yaitu data training dan testing menggunakan algoritma LSTM guna menghasilkan langkah terakhir yaitu mengevaluasi hasil RMSE dari beberapa pengujian untuk menentukan hasil akurasi terbaik dalam memprediksi gas sensor.

Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian merupakan suatu tahapan yang dilakukan untuk menyelesaikan permasalahan yang telah dijelaskan sebelumnya dimana nantinya rancangan penelitian membantu langkah dalam menyelesaikan penelitian ini. Alur penelitian ini secara garis besar dijelaskan pada gambar 4.



Gambar 4. Rancangan Penelitian

Langkah-langkah pengujian dimulai dengan pengumpulan data, preprocessing data, dan normalisasi data. Normalisasi data dilakukan untuk mempercepat model selama pembelajaran dengan menskalakan data dalam rentang nilai yang sama. Langkah-langkah pengujian umum dalam proses pengimplementasian algoritma LSTM pada data sensor dimulai dengan pengumpulan data, preprocessing data, dan normalisasi data. Normalisasi data dilakukan untuk mempercepat model selama pembelajaran dengan menskalakan data dalam rentang nilai yang sama.

Pada pengujian dataset sensor tersebut, pengujian membagi parameter menjadi 2 bagian yaitu data uji (training data) dan data latih (testing data). Data uji

menggunakan data sensor berupa gas metana (CH_4) yang diambil pada tahun 2022 bulan Agustus - September sebanyak 8 kali dalam kurun waktu 2 bulan. Selanjutnya dilakukan tahap pengujian model dan prediksi yang dimana model LSTM telah dirancang dilatih terlebih dahulu mempelajari sampel data sensor gas kemudian disimpan untuk pengujian lebih lanjut menggunakan model LSTM. Langkah terakhir adalah melakukan denormalisasi data eksperimen menggunakan RMSE untuk mendapatkan nilai selisih antara data prediksi dan data aktual.

3. Hasil dan Pembahasan

Pengumpulan Data Sensor

Data yang digunakan dalam pengujian ini merupakan data yang berasal dari alat sensor AI Mining milik UKSW dengan jumlah data sebanyak kurang lebih 200 data per harinya. Sensor tersebut tersimpan dalam alat bernama esp-4 yang dimana alat tersebut merupakan sensor untuk menyimpan hasil data sensor yang terdapat di alat AI Mining. Berikut merupakan contoh hasil data sensor (CH_4) yang telah melakukan *cleaning data*, *pre prosesing* data dan normalisasi data.

Tabel 1. Tabel Contoh data sensor (CH_4) dalam 1 hari

No	Tanggal	Waktu	Sensor
1	2022-09-04	18:04:10	CH_4
2	2022-09-04	18:04:30	CH_4
3	2022-09-04	18:04:50	CH_4
:	:	:	:
128	2022-09-04	19:03:40	CH_4
129	2022-09-04	19:03:56	CH_4

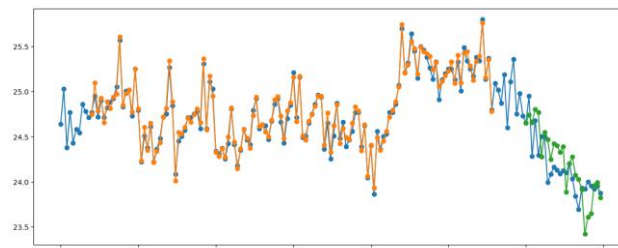
Pengujian dilakukan dengan setiap melakukan konfigurasi 300, 500, 700, dan 900 untuk epochs, kemudian untuk batch size berukuran 64. Hasil uji prediksi data sensor (CH_4) dalam satu model dengan konfigurasi epoch 900, dan batch size 64 memberikan nilai RMSE paling optimal yaitu training 0.02 RMSE dan testing 0.14 RMSE, dan selanjutnya model tersebut yang akan digunakan untuk memprediksi sensor (CH_4). Prediksi dilakukan satu per satu pada hari yang sama agar memberikan hasil yang lebih optimal.

Tabel 2. Tabel Implementasi Model LSTM

Epoch	Batch Size	Jumlah Layer	Train RMSE	Test RMSE
300	64	3	0.11	0.09
500	64	3	0.10	0.09
700	64	3	0.09	0.11
900	64	3	0.02	0.14

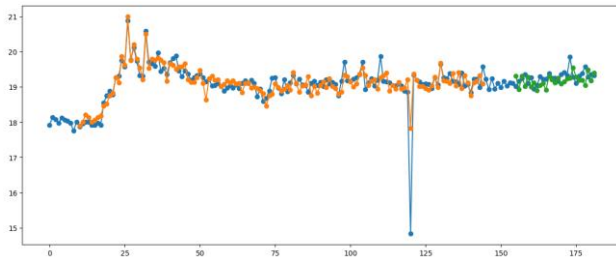
Hasil Pengujian

Pada gambar grafik terdapat warna grafik biru, orange, dan hijau. Dimana warna biru merupakan grafik hasil sensor (CH_4) yang belum melakukan pengujian metode LSTM, warna orange sendiri merupakan hasil dari pengujian metode LSTM, dan yang terakhir warna hijau menjelaskan hasil prediksi dan evaluasi dari model metode LSTM sendiri. Sensor tersebut diambil dalam setiap per 5 menit. Berikut penjelasan hasil pengujian prediksi.



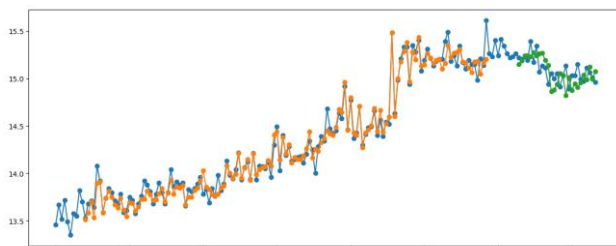
Gambar 5. Hasil Implementasi LSTM (1 Agustus 2022)

Pada gambar 5 merupakan grafik hasil dari pengimplementasian model yang telah melakukan pengujian. Grafik berwarna biru menunjukkan titik awal di angka 24.7 dan orange memperoleh hasil titik awal di angka 24.8, grafik yang diberikan sedikit menampilkan perbedaan nilainya. Kemudian grafik yang berwarna hijau menunjukkan hasil prediksi dari pengimplementasian model titik awal yang diberikan di angka 24.6. Namun dari grafik hasil prediksi mendapatkan penurunan perkiraan prediksi di angka 23.5 di waktu mendekati angka 175 dari grafik berwarna biru. Hasil RMSE yang diberikan grafik tersebut terdapat 2 parameter RMSE yaitu Train Score: 0.04% dan Test Score: 0.31%. Rentan waktu hasil grafik pengimplementasian dan hasil grafik prediksi kurang lebih 25 menit untuk memberikan hasil prediksi. Pengujian pada gambar 5 sangat baik, sehingga hasil dari prediksi tersebut dapat memanipulasi akan tidak terjadinya dampak dari gas metana (CH_4).



Gambar 6. Hasil Implementasi LSTM (2 Agustus 2022)

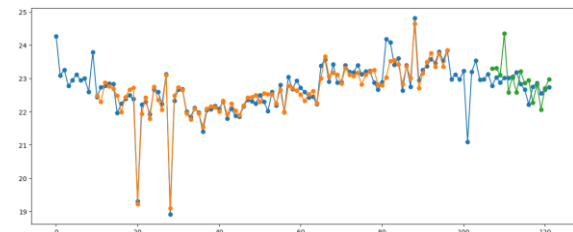
Pada gambar 6 merupakan grafik hasil dari pengimplementasian model yang telah melakukan pengujian. Grafik berwarna biru menunjukan titik awal di angka 18.9 dan orange dimulai kurang lebih 15 menit dari titik biru, grafik hasil yang diberikan tidak jauh berbeda dari hasil pengimplementasian model LSTM. Namun, pada grafik orange yang menunjukan di nilai angka mendekati 18 mengalami kenaikan dibanding grafik berwarna biru yang menunjukan di angka 15. Kemudian grafik yang berwarna hijau menunjukan hasil prediksi dari pengimplementasian model menunjukan kurang lebih diangka 19,3 menit ke 160. Hasil prediksi sangat stabil dan memiliki rentan waktu antara hasil model dan prediksi yaitu kurang lebih 28 menit. Hasil RMSE yang diberikan grafik tersebut terdapat 2 parameter RMSE yaitu Train Score: 0.07% dan Test Score: 0.15%. Pengujian pada gambar 6 sangat baik, hasil dari prediksi tersebut sangat stabil dari perkiraan.



Gambar 7. Hasil Implementasi LSTM (12 Agustus 2022)

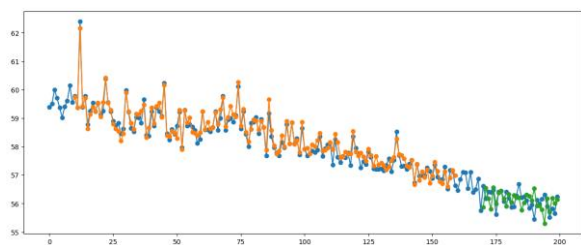
Pada gambar 7 merupakan grafik hasil dari pengimplementasian model yang telah melakukan pengujian. Titik grafik berwarna biru dimulai dari angka 13.4 dan titik orange memperoleh hasil dimulai dari angka 13.4, hasil grafik yang diberikan tidak jauh berbeda dari hasil pengimplementasian model LSTM. Kemudian grafik yang berwarna hijau menunjukan hasil prediksi dari pengimplementasian model dan menunjukan angka 15.3 menit ke 160. Hasil yang diberikan prediksi sangat stabil. Hasil

RMSE yang diberikan grafik tersebut terdapat 2 parameter RMSE yaitu Train Score: 0.07% dan Test Score: 0.15%. Hasil prediksi sangat stabil dan memiliki rentan waktu antara hasil model dan prediksi yaitu kurang lebih 28 menit. Pengujian pada gambar 7 sangat baik, hasil dari prediksi tersebut sangat stabil perubahan hasil pengimplementasian model.



Gambar 8. Hasil Implementasi LSTM (15 Agustus 2022)

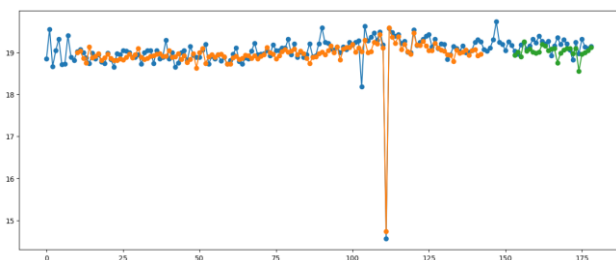
Pada gambar 8 merupakan grafik hasil dari pengimplementasian model yang telah melakukan pengujian. Titik grafik berwarna biru dimulai dari angka 24.3 dan orange memperoleh hasil dimulai dari angka 22.3, hasil grafik yang diberikan tidak jauh berbeda dari hasil pengimplementasian model LSTM. Kemudian grafik yang berwarna hijau menunjukan hasil prediksi dari pengimplementasian model. Hasil yang diberikan prediksi mengalami kenaikan pada mencapai angka 24 dari angka grafik berwarna biru. Hasil RMSE yang diberikan grafik tersebut terdapat 2 parameter yaitu Train Score: 0.11% dan Test Score: 0.69%. Pengujian pada gambar 8 perlu diwaspadai, kenaikan sangat tinggi mencapai angka 24.5 namun hasil prediksi selanjutnya grafik yang diberikan sangat stabil.



Gambar 9. Hasil Implementasi LSTM (16 Agustus 2022)

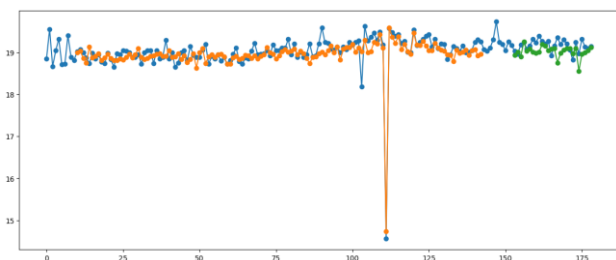
Pada gambar 9 merupakan grafik hasil dari pengimplementasian model yang telah melakukan pengujian. Titik grafik berwarna biru dimulai dari angka 59.3 dan titik awal orange dimulai dari angka 59.8, hasil grafik yang diberikan tidak jauh berbeda dari hasil pengimplementasian model LSTM.

Kemudian grafik yang berwarna hijau menunjukkan hasil prediksi dari pengimplementasian model diberikan titik awal di angka 55.9. Hasil yang diberikan prediksi sangat stabil. Hasil RMSE yang diberikan grafik tersebut terdapat 2 parameter yaitu Train Score: 0.15% Test Score: 0.58%. Pengujian pada gambar 9 sangat baik, hasil dari prediksi tersebut sangat stabil perubahan hasil pengimplementasian model.



Gambar 10. Hasil Implementasi LSTM (17 Agustus 2022)

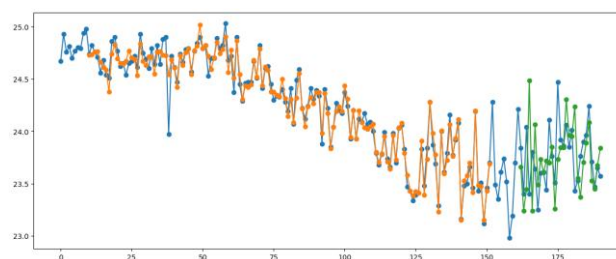
Pada gambar 10 merupakan grafik hasil dari pengimplementasian model yang telah melakukan pengujian. Grafik berwarna biru dimulai dari angka 18.8 dan titik orange 19.0 memperoleh hasil yang tidak jauh berbeda dari hasil pengimplementasian model LSTM. Kemudian grafik yang berwarna hijau menunjukkan hasil prediksi dari pengimplementasian model yang dimulai dari titik 18.9. Pada pengimplementasian ditemukan penurunan grafik pada titik kurang dari 15 dan hasil pengimplementasiannya menunjukkan hasil yang sama. Hasil RMSE yang diberikan grafik tersebut terdapat 2 parameter yaitu Train Score: 0.16% dan Test Score: 0.27%. Pengujian pada gambar 10 sangat baik, hasil dari prediksi tersebut sangat stabil perubahan hasil pengimplementasian model.



Gambar 11. Hasil Implementasi LSTM (5 September 2022)

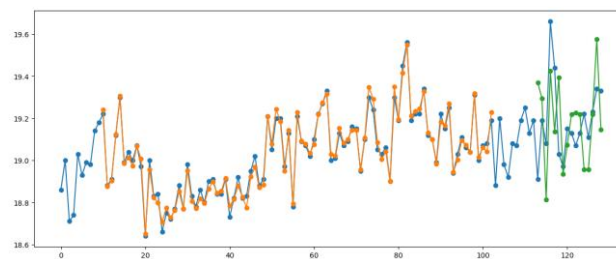
Pada gambar 11 titik awal grafik warna biru menunjukkan di angka kurang lebih 29.3, titik awal orange merupakan hasil pengimplementasian berada

di angka 28.1, kemudian titik hijau menunjukkan hasil prediksi yang dimulai kurang lebih dari angka 27.1. Hasil yang grafik yang diberikan cukup stabil dalam mengimplementasikan model LSTM dalam memprediksi gas (CH₄). Waktu yang dihasilkan dalam memprediksi, hasil yang diberikan berkurun waktu dengan data uji data latih berkisar selama kurang lebih 8 menit. Hasil prediksi pada titik hijau mengalami penurunan dari data sample uji coba sebelum melakukan pengujian yang dimana pada hari tersebut prediksi yang diberikan baik. Pengujian pada gambar 11 memberikan hasil RMSE Train Score: 0.23% dan Test Score: 0.58%.



Gambar 12. Hasil Implementasi LSTM (6 September 2022)

Pada gambar 12 titik awal grafik warna biru menunjukkan di angka kurang lebih 24.6, titik awal orange merupakan hasil pengimplementasian berada di angka 24.6, kemudian titik hijau menunjukkan hasil prediksi yang dimulai kurang lebih dari angka 23.6. Hasil yang grafik yang diberikan cukup stabil dalam mengimplementasikan model LSTM dalam memprediksi gas (CH₄). Waktu yang dihasilkan dalam memprediksi, hasil yang diberikan berkurun waktu dengan data uji data latih berkisar selama kurang lebih 20 menit. Hasil prediksi pada titik hijau mengalami kenaikan dari data sample uji coba sebelum melakukan pengujian yang dimana pada hari tersebut prediksi yang diberikan perlu diwaspadai. Pengujian pada gambar 12 memberikan hasil Train Score: 0.04% dan Test Score: 0.40%.



Gambar 13. Hasil Implementasi LSTM (7 September 2022)

Pada gambar 13 titik awal grafik warna biru menunjukkan di angka kurang lebih 18.8, titik awal orange merupakan hasil pengimplementasian berada di angka 19.3, kemudian titik hijau menunjukkan hasil prediksi yang dimulai kurang lebih dari angka 19.3. Hasil yang grafik yang diberikan cukup stabil dalam mengimplementasikan model LSTM dalam memprediksi gas (CH₄). Waktu yang dihasilkan dalam memprediksi, hasil yang diberikan berkisar waktu dengan data uji data latih berkisar selama kurang lebih 15 menit. Hasil prediksi pada titik hijau mengalami kenaikan dan penurunan yang signifikan dari data sample uji coba sebelum melakukan pengujian yang dimana pada hari tersebut prediksi yang diberikan perlu diwaspadai. Pengujian pada gambar 12 memberikan hasil RMSE, Train Score: 0.02% dan Test Score: 0.30%. Hasil RMSE pada setiap prediksi yang telah melewati pengujian dengan benar dan mendapatkan nilai yang relevan terjadi pada gambar 12.

Dengan demikian, prediksi paling baik dilakukan dengan nilai RMSE terkecil Train Score: 0.02% dan Test Score: 0.30% pada tanggal 7 September 2022 dibanding hari yang lain. Yang dimana pada hari tersebut tidak banyak terdapat hasil grafik yang menunjukkan gas (CH₄) mengalami kenaikan konsentrasi. Sebelum melakukan prediksi, grafik masih menunjukkan kenaikan yang sangat tinggi, kemudian setelah dilakukannya implementasi model LSTM hasil menunjukkan jika prediksi tidak memberikan kenaikan konsentrasi pada gas (CH₄) (metana). Dalam melakukan pengimplementasian model ini, masih terdapat hari lain yang dimana hasil tersebut memberikan beberapa hasil prediksi yang kurang baik karena masih terdapat data noise (data yang tidak memiliki nilai signifikan) atau alat pendeteksi sensor mengalami masalah, hal itu terjadi pada tanggal 2 Agustus 2022. Pada prediksi setelah dilakukan pengujian pengimplementasian, bahwa tidak ditemukan gas metana (CH₄) berpotensi akan meledak di Kota Salatiga.

4. Kesimpulan

Dengan menerapkan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) pada sensor CH₄, pengujian dapat membuat model prediktif yang sangat efektif untuk memantau konsentrasi gas metana. Keputusan untuk

menggunakan LSTM didasarkan pada kemampuannya mengelola data rangkaian waktu agregat, memberikan dasar yang kuat untuk perkiraan yang akurat. Konfigurasi dengan epoch 900 dan batch size 64 memberikan hasil terbaik, dengan nilai RMSE yang rendah untuk data latih 0.09% dan data uji 0,14%. Pemodelan ini menunjukkan bahwa konfigurasi ini secara konsisten memberikan hasil yang baik, dengan kinerja yang baik untuk prediksi sensor gas dan puncak hari terbaik pada prediksi tanggal 7 September 2022 nilai RMSE tercatat sebesar 0.02% pada data pelatihan dan 0,30% pada data pengujian. Akurasi ini mempunyai implikasi penting bagi manajemen risiko, terutama karena CH₄ merupakan gas metana yang sangat mudah meledak. Studi ini memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan sistem pemantauan keselamatan yang dapat mendeteksi dan mengelola potensi ancaman gas metana secara efisien. Penggunaan LSTM dengan sensor CH₄ membuka kemungkinan sistem deteksi dini yang dapat memberikan peringatan sebelum kejadian berbahaya.

5. Ucapan Terima Kasih

Penulis ingin menyampaikan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada:

- 1) Tuhan Yang Maha Esa yang senantiasa memberi rahmat dan karunia sehingga skripsi dapat diselesaikan.
- 2) Orang tua yang senantiasa mendampingi.
- 3) *Last but not least, I wanna thank me, I wanna thank me for believing in me, I wanna thank me for doing all this hardwork, I wanna thank me for having no days off, I wanna thank me for never quitting, for just being me at all times.*

6. Daftar Pustaka

- [1] Sudibyo, N. A., Iswardani, A., Sari, K., & Suprihatiningsih, S. (2020). Penerapan Data Mining Pada Jumlah Penduduk Miskin Di Indonesia. *Jurnal Lebesgue: Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, 1(3), 199-207. DOI: <https://doi.org/10.46306/lb.v1i3.42>.

- [2] Aksoy, A., Ertürk, Y. E., Erdogan, S., Eyduran, E., & Tariq, M. M. (2018). Estimation of honey production in beekeeping enterprises from eastern part of Turkey through some data mining algorithms. *Pakistan Journal of Zoology*, 50(6).
- [3] Lubis, M. S. Y. (2021, August). Implementasi Artificial Intelligence Pada System Manufaktur Terpadu. In *Prosiding Seminar Nasional Teknik UISU (SEMNASSTEK)* (Vol. 4, No. 1, pp. 1-7).
- [4] Harlina, S. (2018). Data Mining Pada Penentuan Kelayakan Kredit Menggunakan Algoritma K-Nn Berbasis Forward Selection Data Mining on Credit Feasibility Determination Using K-Nn Algorithm Based on Forward Selection. *Creative Communication and Innovative Technology Journal*, 11(2), 236-244.
- [5] Samosir, R. A., Rozy, M. F., & Windarto, A. P. (2021). Penerapan Algoritma Regresi Linier Berganda dalam Mengestimasi Jumlah Perceraian di Pengadilan Agama Simalungun. *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, 2(1), 16-20.
- [6] hadnis Putra, R. F., Lhaksmana, K. M., & Adytia, D. (2018). Aplikasi IoT untuk Rumah Pintar dengan Fitur Prediksi Cuaca. *eProceedings of Engineering*, 5(1).
- [7] Efendi, Y. (2018). Internet of Things (IOT) sistem pengendalian lampu menggunakan Raspberry PI berbasis mobile. *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Al Asyariah Mandar*, 4(2), 21-27.
- [8] Febrianti, F., Wibowo, S. A., & Vendyansyah, N. (2021). Implementasi IoT (Internet of Things) Monitoring Kualitas Air dan Sistem Administrasi Pada Pengelola Air Bersih Skala kecil. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 5(1), 171-178. DOI: <https://doi.org/10.36040/jati.v5i1.3249>.
- [9] Habibie, M. I. (2019). Deteksi Fraud Menggunakan Metode KMeans dan Euclidean Distance dalam Sensor IoT. In *Proceedings of the National Conference on Electrical Engineering, Informatics, Industrial Technology, and Creative Media* (Vol. 2, No. 1, pp. 1-7).
- [10] Alfandi, M., Pristiwanto, P., & Sihite, A. H. (2023). Penerapan Metode CNN-LSTM Dalam Memprediksi Hujan Pada Wilayah Medan. *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, 6(1), 490-499. DOI: <http://dx.doi.org/10.30865/komik.v6i1.5713>.
- [11] Firdaus, R. F., & Paputungan, I. V. (2022). Prediksi Curah Hujan di Kota Bandung Menggunakan Metode Long Short Term Memory. *Jurnal Penelitian Inovatif*, 2(3), 453-460. DOI: <https://doi.org/10.54082/jupin.99>.
- [12] Lattifia, T., Buana, P. W., & Rusjayanthi, N. K. D. (2022). Model Prediksi Cuaca Menggunakan Metode LSTM. *JITTER J. Ilm. Teknol. dan Komput*, 3(1), 994-1000.
- [13] Faridah, N., & Sugiantoro, B. (2023). Analisis Optimasi Pada Algoritma Long Short Term Memory Untuk Memprediksi Harga Saham. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 7(1), 575-582.